

УДК 658.26:621.311

А. В. ВОЛОШКО, канд. техн. наук, доцент

Т. М. ЛУТЧИН, О. М. КЛАДЬКО

Інститут енергозбереження та енергоменеджменту НТУУ «КПІ», м. Київ

## КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ГРАФІКІВ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ

*Для підвищення точності прогнозування існуючими методами графіки електричних навантажень попередньо групуються в залежності від значень режимного параметра – коефіцієнта форми графіка. Згідно запропонованого способу проаналізовані дані піддаються вейвлет-перетворенню для використання особливостей взаємопов'язаності вейвлет-коефіцієнтів.*

*Для повышения точности прогнозирования существующими методами графики электрических нагрузок предварительно группируются в зависимости от значений режимного параметра – коэффициента формы графика. Согласно предложенного способа проанализированные данные поддаются вейвлет-преобразованию для использования особенностей взаимосвязанности вейвлет-коэффициентов.*

### Постановка проблеми

Під час планування режимів електроспоживання одним із важливих інструментів при прийнятті зважених управлінських рішень являється короткострокове прогнозування електричного навантаження.

### Аналіз досліджень і публікацій

У загальному випадку, спостереження проводяться через однакові короткі проміжки часу (день, година і так далі), проте існують і більш тривалі інтервали (наприклад, місяць, квартал, рік). Прогнози режимів роботи споживачів використовуються для оцінювання графіка навантаження при оптимізації та оперативному керуванні електроспоживанням, заявленого максимуму та витрат електроенергії при формуванні заявок і договорів з енергопостачальною організацією на постачання електроенергії, планування необхідної кількості електроенергії для випуску продукції [1].

У задачах короткострокового прогнозування об'єктами прогнозу традиційно виступають годинні та півгодинні графіки електричних навантажень (ГЕН) [2]. Завищення прогнозу зазначених величин призводить до появи техніко-економічних витрат, які обумовлені дефіцитом генеруючих потужностей. Таким чином, розробка нових та вдосконалення існуючих методів прогнозування електроспоживання та їх практична реалізація залишаються актуальними задачами, розв'язання яких сприятиме зниженню витрат для споживачів за рахунок ефективного планування режиму роботи [3, 4].

Для досягнення вказаної мети, як правило, здійснюють статистичний аналіз ретроспективних даних графіків електричних навантажень, що описує перебіг процесу зі статистичними факторами при відсутності можливості детермінованого опису.

**Мета роботи.** Створити новий більш точний підхід до прогнозування ГЕН, направлений на підвищення ефективності планування режиму роботи споживачів.

### Основний матеріал досліджень

В якості об'єкта досліджень вибрані спостереження, що змінюються в часі – часові ряди  $P(t)$ ,  $t \in [1; N]$ , де  $N$  – загальний об'єм досліджуваної вибірки.

Задача прогнозування полягає в тому, щоб за наявними значеннями спостережень ГЕН, визначити значення у наступні моменти часу. Часто при вирішенні практичних задач послідовність  $P(t)$  представляється у вигляді суми двох компонент, які прогнозуються з різною ступенем точності.

Враховуючи дані компоненти, ряд  $P(t)$  розкладається:

$$P(t) = S(t) + P_1(t),$$

де  $S(t)$  – тренд ряду;  $P_1(t)$  – ряд, який приймається для подальшого прогнозування.

За умов періодичності складової  $S(t)$  спостерігаються сезонна декомпозиція початкового ряду  $P(t)$ . Варто враховувати, що точність декомпозиції сигналу впливає на якість прогнозування.

До спеціальних перетворень часового ряду, які дозволяють зменшити дисперсію (варіацію) значень, відносять логарифмічне приведення [5]: прогнозується не саме значення ряду, а його приріст. Для цього визначають різниці першого порядку:

$$\Delta P(t) = P(t) - P(t-1), \quad t = 2, 3 \dots N$$

Замість ряду  $P(t)$  досліджується ряд перших різниць  $\Delta P(t)$ . Повторне застосування цієї процедури до ряду  $\Delta P(t)$  приводить до появи різниць другого порядку і так далі.

Можливий варіант узагальнювання сезонних різниць заміною одиничного зсуву величиною тривалості сезону  $s$ :

$$\Delta_s P(t) = P(t) - P(t-s), \quad t = s+1, s+2 \dots$$

Побудова прогнозів ГЕН здійснювалось програмним комплексом STATISTICA, а саме її модулем Time Series Analysis / Forecasting – Аналіз часових рядів і прогнозування.

Об'єктивний прогноз статистичними методами полягає у вирахуванні верхніх і нижніх границь довірчих інтервалів. Згідно діючих вимог до якості прогнозування рівнів електроспоживання границі довірчих інтервалів приймаються рівними 0,9. Значення границь дозволяють спланувати стратегію планування та управління рівнями електроспоживання.

Загальноприйнятими при прогнозуванні ГЕН являються моделі авторегресії і проінтегрованого ковзаючого середнього (АРПСС чи ARIMA). Оцінювання регулярних та сезонних параметрів моделей формує набір складових для визначення прогнозу у вигляді цільової функції:

$$f(p, P, q, Q) \rightarrow \Sigma \{ \text{експоненти; затухаючі синусоїди} \},$$

де  $p$  і  $P$  (Autoregressive і Seasonal) – регулярний і сезонний параметри авторегресії;

$q$  і  $Q$  (Moving average і Seasonal) – регулярний і сезонний параметри ковзаючого середнього.

Після визначення параметрів проводиться оцінювання ряду. Для раціонального прогнозування необхідно коректно вибрати критерій ідентифікації моделі. В якості прикладу прогнозування розглянемо добові ГЕН зимового та весняного періодів, що складається з нижченаведених етапів.

1. Для підвищення точності прогнозування ГЕН споживачів слід враховувати форми графіків. У даному випадку ГЕН відповідає рис. 1, згідно якого проявляється тенденція поділу наведених графіків на групи: з двома піками (робочі дні), зі зниженим (субота) та рівномірний (неділя) споживанням.

Споживач вибраний на підставі різноплановості форм ГЕН: рівномірності, наявності піків та провалів. Характер розподілу графіків на вказані групи зберігається протягом року.

У подальшому принцип прогнозування представлений на ГЕН для робочих днів зимового місяця (лютого), який представлений на рис. 2.

Прогноз здійснюється для всіх груп окремо так, як існуючі методи прогнозування не здатні одночасно враховувати подвійну циклічність: загальну – повторюваність тижневої форми графіка, часткову внутрішню – форм графіків робочих днів.

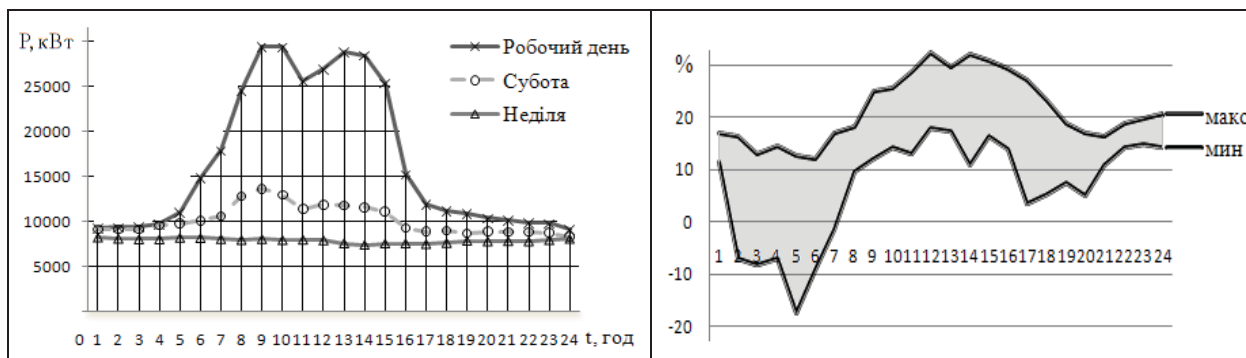


Рис. 1. Типові форми ГЕН

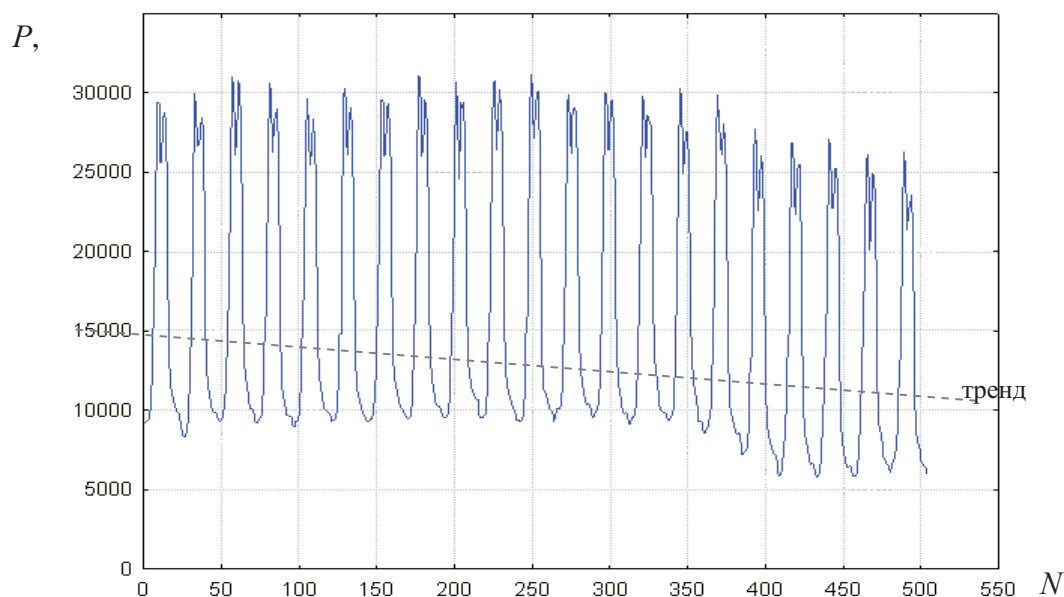


Рис. 2. Значення добових рівнів електроспоживання за лютий та тренд (пунктирна лінія)

2. Видалимо тренд (довготривалу тенденцію зміни досліджуваного ряду) з початкового графік навантаження (рис. 2). Тренди описуються різними видами рівнянь – лінійними, логарифмічними, степеневими і так далі. Фактичний тип тренду встановлюють на основі підбору його функціональної моделі статичними методами згладжуванням вихідного часового ряду.

Рівняння лінійного тренду для досліджуваного ряду представлено рівнянням:

$$P(t) = -17800 + 7,539t.$$

3. Оцінімо кореляцію отриманого ряду (рис. 2) і представимо числові значення автокореляційної функції на графіку розподілу функції (рис. 3).

Аналіз взаємозв'язку між вибірками ґрунтується на виявленню сили зв'язку значень, яка вимірюється коефіцієнтом кореляції  $\text{Corr} \in [-1; 1]$  (рис. 3а).

4. Визначається часткова автокореляція часового ряду (рис. 3б) для усунення впливу інших змінних.

5. Прологарифмуємо функцію для визначення значень різниці лагів (рис. 4).

6. Для визначення параметрів  $p$  і  $q$  стаціонарного ряду розглядаються вибіркові і часткові автокореляційні функції ряду. Якщо  $p$  і  $q$  не рівні нулю – змішана модель, представлена у вигляді суми експонент і затухаючих синусоїд. Наявні практичні критерії

визначення груп моделей за допомогою повних і часткових автокореляційних функцій [6] і [7], згідно яких вибирався критерій ідентифікації моделі.

7. Додатково можна оцінити значення нижньої та верхньої меж довірчого інтервалу та його ширину, а також стандартну похибку, як один із показників якості оцінки. При чому, чим вужчий довірчий інтервал, тим більш сприятлива ситуація для прийняття рішення.

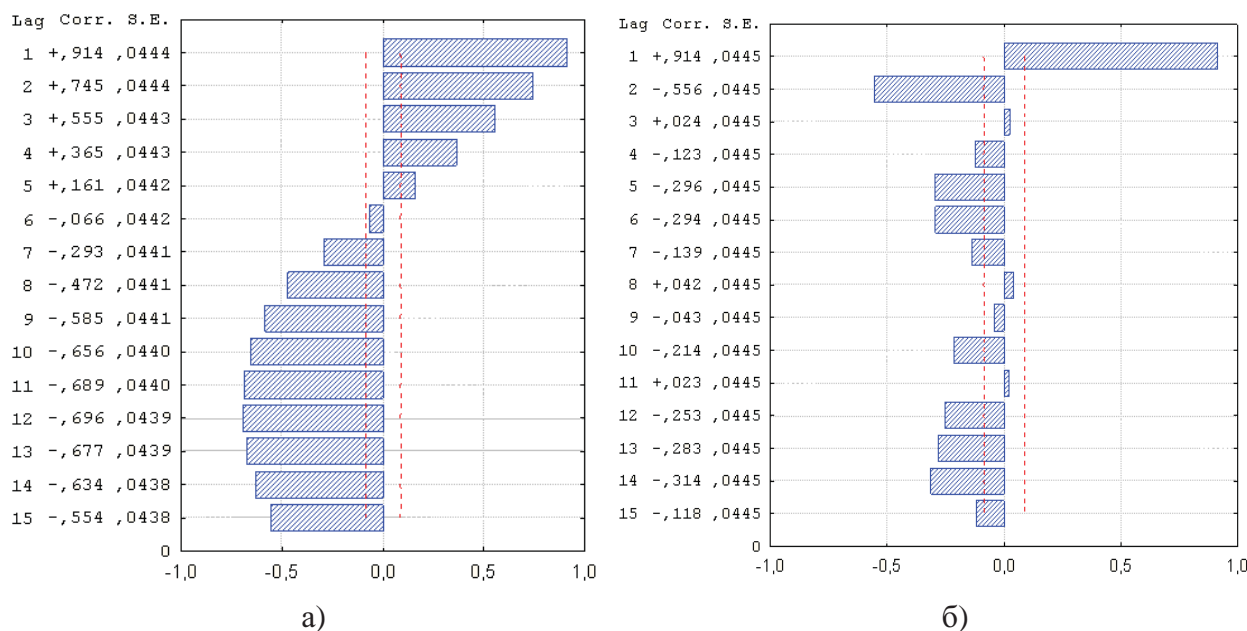


Рис. 3. Повна та часткова автокореляційні функції ряду

Примітка. S.E. – стандартна похибка спричинена наявністю білого шуму.

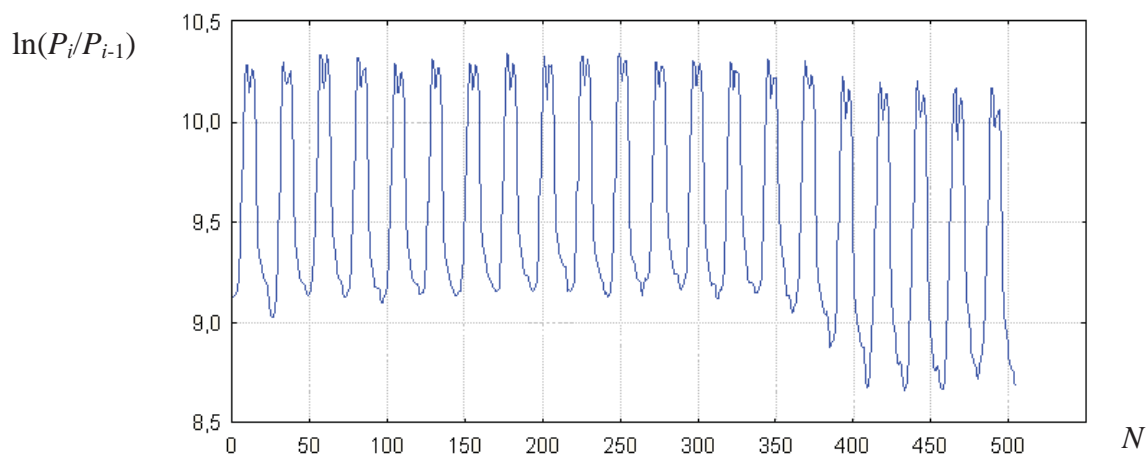


Рис. 4. ГЕН після логарифмування

Оцінка шуканого параметру буде вважатись достовірною лише при невеликій похибці розрахунків повної і часткової автокореляції. Порівняємо спрогнозовані та реальні дані шляхом знаходження граничних значень абсолютної похибки (рис. 5).

Додатково для підтвердження достовірності моделі було проведено прогнозування ГЕН весняного періоду, результати яких також знаходяться у межах  $\pm 20\%$ .

В пікових зонах ГЕН спрогнозована верхня границя прогнозу не повинна бути меншою, ніж реальне значення. В іншому випадку при перевищенні заявлених рівнів електроспоживання до споживача електроенергії застосовуються штрафні санкції.

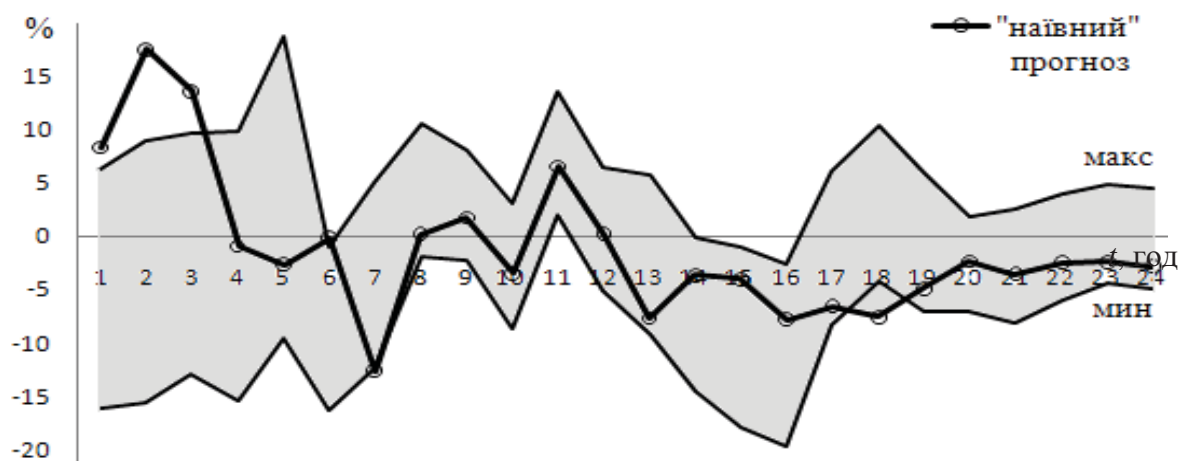


Рис. 5. Граничні значення абсолютних похибок та «наївного» прогнозу електроспоживання на наступний тиждень за зимовий період

Для покриття розбіжностей прийнято розраховувати верхню межу довірчого інтервалу, але вказаний спосіб оптимізації прогнозу не є ефективним.

Для підвищення точності прогнозування пропонується використовувати попереднє вейвлет-перетворення вхідних даних. Спочатку здійснюється пакетне вейвлет-розкладання рядів на апроксимуючі та деталізуючі коефіцієнти згідно виразів [8]:

$$c_{m,n} = \frac{1}{\sqrt{2}}(C_{m-1,2n} + C_{m-1,2n+1}),$$

$$d_{m,n} = \frac{1}{\sqrt{2}}(C_{m-1,2n} - C_{m-1,2n+1}),$$

де  $n \in [0; N - 1]$  – порядковий номер вейвлет-коефіцієнта на  $m$ -ому рівні вейвлет-розкладу сигналу.

Кількість рівнів вейвлет-перетворення відповідає масштабу  $2^m$ . У досліджуваному випадку кожен ряд складається з 24 початкових значень, у відповідності до вимог кратномасштабного аналізу знайдено найближче більше значення кратне степені 2, тобто 32. До кожної початкової вибірки додали 8 нульових значень. Кількість рівнів вейвлет-розкладу становить  $m = 5$ .

Далі згідно попереднього підходу прогнозування ряду вейвлет-коефіцієнтів: відокремлюється тренд  $\rightarrow$  будується автокореляційна функція та оцінюються її параметри  $\rightarrow$  визначається середньоквадратична похибка  $\rightarrow$  логарифмується ряд  $\rightarrow$  визначається часткова автокореляційна функція  $\rightarrow$  усувається лаг  $\rightarrow$  будується прогноз.

На одному з кроків дані піддаються логарифмуванню, тобто з 160 вейвлет-коефіцієнтів ( $5$  рівнів  $\times$   $32$  початкові значення) відбираються лише додатні значення у такий спосіб, щоб їх позиції співпадали для всіх рівнів розкладу рядів по кожному дню окремо. У результаті чого отримані вибірки не взаємовиключних даних по 16 значень у кожній.

Аналогічно до прогнозування за вимірними значеннями прогнози для різних груп визначаються окремо. Враховуючи особливість вейвлет-коефіцієнтів – лінійність відносно початкової вибірки, створюються шаблони для груп вибірок, приведені до середнього значення і пропорційні  $k_{5,0}$ . Даний коефіцієнт входить у вибірку для прогнозування, за яким

відновлюється зарезервований шаблон, а за всіма іншими спрогнозованими значеннями уточнюється результат (рис. 6).

З урахуванням схеми прогнозування рис. 6 знайдено значення спрогнозованих вибірок вейвлет-коефіцієнтів, а також розрахована верхня межа довірчого інтервалу (рис. 7).

Верхня межа довірчих інтервалів розраховується за принципом інтегрування попередніх даних. Таким чином, зростання для кожного наступного значення верхньої межі довірчого інтервалу відбувається за законом геометричної прогресії (згідно якого 5 % відхилення 15-го поточного значення прогнозу перевищить реальне більше, ніж у 2 рази). У даному випадку низька точність прогнозування спостерігається наприкінці доби. Корекція довірчих інтервалів – трудомісний процес з встановленням додаткових обмежень. Для спрощення розв'язку поставленої задачі підвищення точності прогнозу використана взаємопов'язаність вейвлет-коефіцієнтів [9].

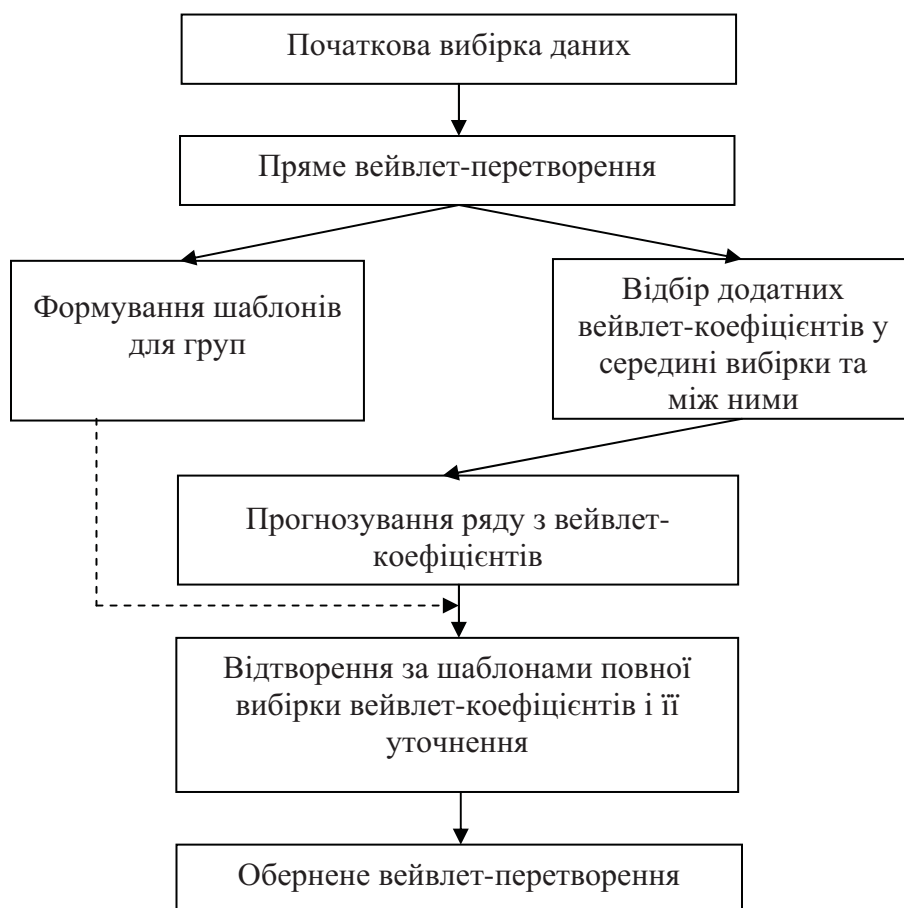


Рис. 6. Принцип прогнозування на основі вейвлет-перетворення

Отримана модель відновлювалася оберненим вейвлет-перетворенням згідно виразів:

$$C_{m-1,2n} = 1/\sqrt{2}(c_{m,n} + d_{m,n}),$$

$$C_{m,2n+1} = 1/\sqrt{2}(c_{m,n} - d_{m,n}).$$

Для встановлення точності прогнозування запропонований спосіб визначені граничні значення абсолютних похибок при попередньому вейвлет-перетворенні даних (рис. 8).



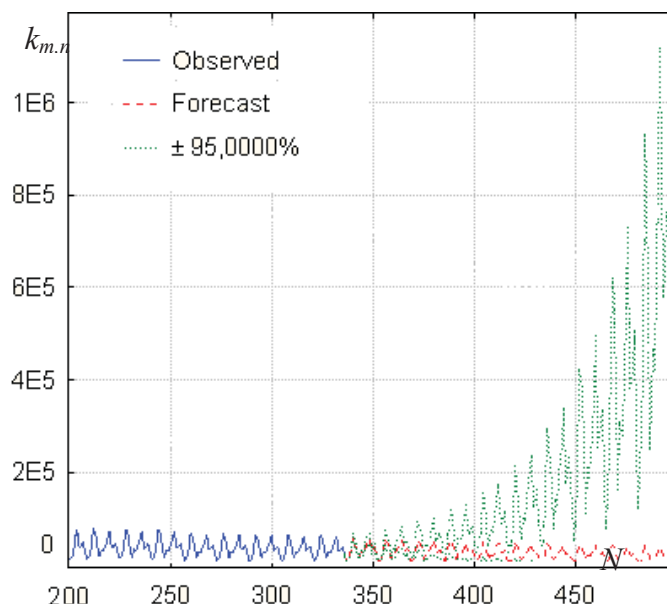


Рис. 7. Прогноз вейвлет-перетворених даних з верхньою межею довірчого інтервалу

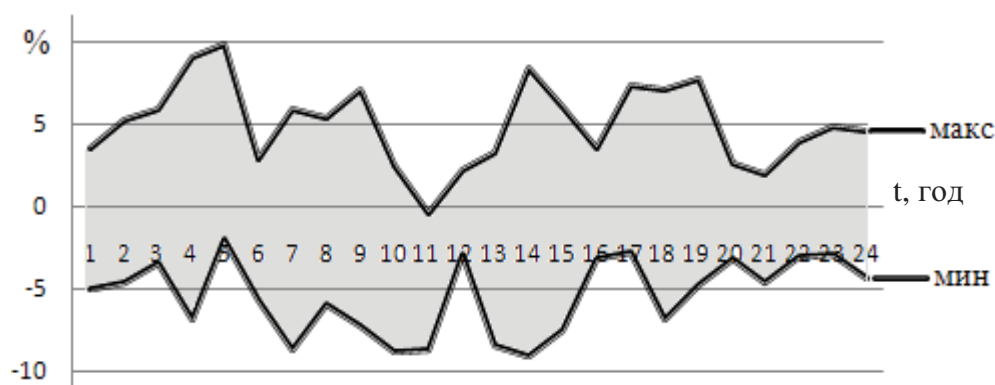


Рис. 8. Граничні значення абсолютних похибок прогнозування на основі вейвлет-перетворених даних

### Висновки

У результаті проведених досліджень показана необхідність попереднього групування даних для споживачів з відмінними коефіцієнтами форм графіків електричних навантажень, при чому межі абсолютної похибки прогнозування змінилися від  $\pm 30\%$  до  $\pm 20\%$ . Аналізуючи загальноприйнятий спосіб покриття можливих розбіжностей встановленням меж довірчих інтервалів, виявлено завищення границь при рості чисельності спрогнозованих значень. Для усунення неточностей запропоновано попередньо вейвлет-перетворювати початкові дані та використовувати їх властивості, цим самим діапазон абсолютних відхилень від реальних значень зменшився до  $\pm 10\%$ .

### Список літератури

1. Седов А. В. Системы контроля, распознавания и прогнозирования электропотребления: модели, методы, алгоритмы и средства / А. В. Седов, И. И. Надтока // Ростов н/Д: Изд-во Рост. Ун-та. – 2002. – 320 с.
2. Черненко П. О., Мартинюк О. В, Заславський А. І. Моделювання і прогнозування електроспоживання та екстремальних значень електричного навантаження енергооб'єднання. – Енергетика та електрифікація. – 2009. – №11. – С. 24–34.

3. Черненко П. А., Кузнецов Г. Г. Определение информативности и краткосрочное прогнозирование периодически нестационарных случайных процессов в электроэнергетических системах. – Киев, 1977. – 38 с.
4. Бэнн Д. В., Фармер Е. Д. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 197 с.
5. Терехов С. А. Вейвлеты и нейронные сети / Терехов С. А. – Режим доступа до статті: <http://alife.narod.ru/lectures/wavelet2001>.
6. Pankratz A. Forecasting with univariate Box-Jenkins models: Concepts and cases 1 / A. Pankratz. – New York: Wiley, 1983.
7. Бокс Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление / Дж. Бокс, А. Пирсол. – М.: Мир, 1974 – Вып. 1, 2.
8. Волошко А. В. К вопросу применения кратномасштабного анализа для сжатия и восстановления графика электрической нагрузки [Текст] / А. В. Волошко, Д. О. Иванько, К. Ю. Гура [и др.] // Электроника и связь. – 2010. – № 4. – С. 59–64.
9. Волошко А. В. Локальне відновлення закодованої інформації / А. В. Волошко, Т. Н. Лутчин. Праці Інституту електродинаміки НАН України : в зб. наук. пр., 2010. С. 93–96.

## SHORT-TERM FORECASTING OF ELECTRIC LOAD SCHEDULES ON BASIS OF WAVELET-TRANSFORM

A. VOLOSHKO, Cand. Tech. Sci.  
T. LUTCHYN, O. KLADKO

*To increase the accuracy of existing methods of forecasting electric load schedules previously grouped depending on the values of regime parameter – coefficient of the form chart. According to the proposed method of analysis in the wavelet-transform amenable to use features of the interconnectedness of wavelet-coefficients.*

Поступила в редакцию 12.04 2012 г.